

卒業論文 2016 年度（平成 28 年度）

期待和了順目の評価による
打牌選択アルゴリズムの実装

慶應義塾大学 環境情報学部

細田 航星

徳田・村井・楠本・中村・高汐・バンミーター・植原・三次・中澤・
武田 合同研究プロジェクト

2017 年 1 月

卒業論文 2016 年度（平成 28 年度）

期待和了順目の評価による 打牌選択アルゴリズムの実装

論文要旨

近年、2 人零和確定完全情報ゲームであるチェス、オセロ、将棋といったゲームでは人間のトッププレイヤーと同等かそれ以上の実力を持つコンピュータプレイヤーが提案されている。一方で多人数不完全情報ゲームである麻雀では未だそれに及ばない状態である。これは従来のゲーム木の探索手法を適用するのが難しいためである。本論文では、探索空間が大きくなることでうまく適用できなかったモンテカルロ法について、期待和了平均順目の数理的な評価を利用することで探索空間を小さくし、適用する手法を提案する。この手法の効果を確かめる実験として、多人数性を排除した 1 人麻雀における和了率の比較を、人間のプレイヤーや先行研究 AI と行った。またそれをそのまま 4 人麻雀で対戦させた場合の比較も行う。解析の結果、本手法で構築した AI は 1 人麻雀において、平均レベルのプレイヤーの和了率を出すことができることがわかった。また、4 人麻雀に適用した場合、シャンテン数を下げるように打つ AI に比べて高いレートを出すことが可能であることがわかった。

キーワード

麻雀, モンテカルロ法, ゲーム情報学

慶應義塾大学 環境情報学部

細田 航星

Abstract Of Bachelor's Thesis Academic Year 2016

Summary

In recent years, computer games that are equal to or better than the top players of humans have been proposed for games such as chess, Othello, and shogi, which are two-person zero settled perfect information games. On the other hand, Mahjong which is a multiplayer incomplete information game has not yet reached it. This is because it is difficult to apply conventional search methods of game trees. In this paper, we propose a method to apply by restricting mathematical evaluation and applied parts of the Monte Carlo method which could not be applied successfully by increasing the search space. For evaluation, comparison of the rate of winning in one mahjong excluding multiplayer was done with human players and previous studies AI. We also make comparisons when we played it with 4 mahjong as it is. As a result of the analysis, we found that the AI constructed by this method has comparable ability to that of the average level player.

Keywords

Bachelor of Arts in Environmental Information
Keio University

Wataru Hosoda

目 次

第 1 章	序論	1
1.1	本論文の背景	1
1.2	本論文が着目する課題	1
1.3	本論文の目的	2
1.4	本論文の構成	2
第 2 章	背景	3
2.1	不完全多人数情報ゲームの例	3
2.2	麻雀の例	3
2.3	関連研究	3
2.4	本論文が着目する課題	3
第 3 章	提案手法	5
3.1	手法の概要	5
3.2	期待和了巡目の算出	5
3.2.1	有効牌のブロック	5
3.2.2	ブロック同士が独立	6
3.3	想定されるメリット	6
3.3.1	シャンテン数を下げるアルゴリズムとの比較	6
3.3.2	有効牌の数を数えるアルゴリズムとの比較	7
3.3.3	擬似的に期待和了巡目をモンテカルロ法で行った研究との比較	8
3.4	想定されるデメリット	8
第 4 章	設計と実装	11
4.1	1 人麻雀の実装	11
4.1.1	1 人麻雀のルール	12
4.1.2	終了条件	13
4.1.3	データセット	13
4.2	4 人麻雀の自動打ちシステムの実装	13
4.2.1	オンライン麻雀サイト天鳳	14
4.2.2	入力	14
4.2.3	計算	15
4.3	出力	15

第 5 章	評価	17
5.1	1 人麻雀における成績の評価	17
5.2	4 人麻雀における成績の評価	18
5.2.1	和了率	19
5.2.2	放銃率	20
5.2.3	レーティング	21
第 6 章	結論	23
6.1	本研究のまとめ	23
6.2	本研究の結論	23
6.3	今後の課題と展望	23
参考文献		24

図 目 次

3.1	有効牌のブロック	6
3.2	シャンテン数下げると打つアルゴリズム	7
3.3	有効牌が多くなるように打つアルゴリズム	8
3.4	麻雀を打つ機械の牌効率アルゴリズム	9
3.5	モンテカルロ木探索	9
4.1	1人麻雀のフローチャート	11
4.2	天鳳上で自動打ちするためのシステムの設計図	13
4.3	シャンテン数を求めるバックトラック法	15
5.1	1人麻雀の和了率遷移	18
5.2	和了率遷移	19
5.3	放銃率遷移	20
5.4	レーティング遷移	22

表 目 次

4.1	本研究の1人麻雀プレイヤーのルール	12
4.2	ランク別リスト・AI稼働条件	14
5.1	100局のデータセットでの和了率	17
5.2	4人麻雀においての和了率の比較	20
5.3	4人麻雀においての放銃率の比較	21
5.4	4人麻雀においてのレーティングの比較	21

第1章 序論

1.1 本論文の背景

ゲーム AI による昨今の成果として、囲碁や将棋などのゲームでは、人間のチャンピオンレベルの実力に至っている。一方、麻雀においては未だそれに及んでいない。麻雀という競技は、多人数不完全情報ゲームに分類され、多人数性による複雑性と不完全情報による不確定性を理由に、適切なモデルを制作することが非常に難しいからである。例えば、囲碁などで利用されるゲーム木探索の手法も、以上の理由により麻雀にはそのまま適用することが出来ない。したがって、麻雀においては問題を部分ごとに取り出し、簡単な問題にしてからそれぞれを研究する必要がある。麻雀には、大きく分けて攻めと守りの戦略が存在するが、本論文では攻めの戦略について述べる。攻めの中でも、得点するために必要な和了率は非常に重要な指標であり、これを高めるための研究が数多く報告されている。和了率を高めるための研究としては大きく分けて、途中局面のヒューリスティクスを用いた方法、強者の牌譜を学習してモデルを作る方法、モンテカルロ法によるシミュレーションを用いた方法があげられる。この中で、本研究では特に途中局面のヒューリスティクスを用いた方法において、既存手法の課題を解決する手法を提案する。

1.2 本論文が着目する課題

途中局面のヒューリスティクスを用いて和了率を高めるように打牌するアルゴリズムとしては、シャンテン数を下げるように打つ方法、有効牌を最大にするように打つ方法が挙げられる。シャンテン数とは和了までの距離を表す指標で、小さいほど和了に近く、和了しやすいことを示す。したがって、与えられた牌姿 14 枚の中からそれぞれを打牌した場合のシャンテン数を全て計算し、最もシャンテン数が小さくなるような牌を選択するのが、最も簡単なシャンテン数を下げるように打つアルゴリズムである。しかしこの方法では、一般にシャンテン数が最も小さくなる牌は複数存在するため、その中からランダムで打牌を選択することになる。シャンテン数が最も小さくなる牌の中でも優劣は存在し、これが成績を分ける場合も多い。そのため、それらの中での優劣をつけるために一般に知られている方法が、有効牌の数を比較するという方法である。有効牌とは手牌に加えたときにシャンテン数を下げる牌の集合であり、この数が多くなるような打牌を選択することは和了率上昇につながる。しかし、この方法にはいくつかの問題点がある。一つは、有効牌の数が多いことは確かにシャンテン数を下げることを促すが、実際は有効牌にはそれぞれ種類が存在するため、数だけで比較すると正確な和了率の評価になっていない部分があることである。これは、有効牌の数

が同数であっても和了率には差があることを示し、さらには有効牌の数が小さくなる選択を選んだほうが和了率が上がってしまうケースも存在することがわかっている。もう一つの問題は、この方法では目先の有効牌の数しか比較していないところである。確かに、シャンテン数を下げる牌の中から有効牌が最大になるような牌を選択することで、その瞬間次のシャンテン数を早く下げることが有利な状況になる。しかし長期的に見たときに、和了率において有利かどうかは、その瞬間の有効牌の数の比較だけではわからないことである。

1.3 本論文の目的

本研究では、期待和了巡目として定義する指標を用いて、和了率を高めるための打牌アルゴリズムを提案する。この手法では、与えられた牌姿におけるシャンテン数を下げる牌の中から、理論値として和了までの平均消費巡目を計算することによって、それらの牌を比較する。これにより、前節で上げた課題である、有効牌による比較アルゴリズムの問題点を解決し、和了率を改善することを目的とする。評価として、多人数性を取り除いた1人麻雀の成績と、通常の4人麻雀の成績を扱う。1人麻雀では相手プレイヤーが存在しないため、和了率を求めた打牌アルゴリズム同士の比較が精密に行えると期待できる。したがって1人麻雀では、本研究の提案手法による打牌アルゴリズムが、先に示したアルゴリズムよりも和了率として優る結果を出すことを目的とする。4人麻雀では相手プレイヤーが存在するため、和了率以外の項目でも成績に影響する要素が複雑にある。そのため、4人麻雀でも和了率が高くなることを示すことを目的とするが、その他の成績においては主に分析に利用する。

1.4 本論文の構成

本論文の構成について述べる。

2章では、ゲームAIの研究、麻雀研究の一般論について述べる。

3章では、期待和了巡目を定義し、それによって和了率を上げるための打牌を選択するアルゴリズムを提案する。

5章では、3章で提案した手法で実装したアルゴリズムのAIを1人麻雀を打たせ、和了率を評価する。また、4人麻雀で打った際の成績も評価する。

6章では、本手法によって得られた知見について述べる。

第2章 背景

本章では不完全情報ゲームの関連研究を述べ、麻雀の関連研究の一般論について述べる。

2.1 不完全多人数情報ゲームの例

プレイ人数に着目した研究としてはポーカーを用いたもの [3],[4] がある。これらの手法では 2 プレイヤでのゲームを強くしてから多人数に適応する方法がとられている。ポーカーは 2 プレイヤであればナッシュ均衡戦略を用いることで世界チャンピオンに勝っているが、ポーカーは 2 人から 10 人程度で参加可能なゲームであり人数が増えると状態数が指数関数的に増大するためナッシュ均衡戦略の計算は難しい。そこで 2 人で行われたナッシュ均衡戦略を 3 人限定で拡張する方法、プレイヤの行動を削減、抽象化することでより少ない人数の少ないゲームを想定する方法がとられた。

2.2 麻雀の例

2.3 関連研究

2.4 本論文が着目する課題

第3章 提案手法

本章では、以上で述べた課題に対して本研究が提案する手法を述べる。

3.1 手法の概要

本研究が提案する手法は、期待和了巡目という途中局面の静的指数を評価することで、適切な打牌を選択するアルゴリズムである。与えられた牌姿において、和了形までにかかるツモの回数を和了までの消費巡目と定義する。ここで、麻雀においてはどのような牌をツモってくるかは確率的にしかわからず、確定的な情報ではない。したがって、和了までの消費巡目は同じ牌姿であったとしてもそれぞれの場合において異なる可能性がある。そのため、それらを十分な回数行った場合に収束することが期待される平均的な消費巡目を考える。これを、この論文では以下その牌姿における期待和了巡目とする。

3.2 期待和了巡目の算出

3.2.1 有効牌のブロック

期待和了巡目を求めるためには、まず最初に有効牌のブロックを定義する。有効牌のブロックとは、同じブロック内の有効牌のいずれかを牌姿に加えることで、シャンテン数が1つ少なくなり、2つ以上加えてもシャンテン数がそれ以上下がらないような集合とする。また、本論文において有効牌とは直接シャンテン数を下げる効果を持つ牌のこととし、受け入れが広くなるような二次有効牌については考慮しないことに注意いただきたい。具体例を図3.1に示す。この牌姿の場合、有効牌のブロックはマンズの6 9、ピンズの4 6、ソーズの7の3つとなる。この牌姿の場合はシャンテン数は2シャンテンであるが、マンズの6を手牌に加えることでシャンテン数が1シャンテンになる。したがってこの場合マンズの6は有効牌であるが、この1シャンテンの状態ですらにマンズの9を手牌に加えてもシャンテン数は1のままである。そのため、マンズの6と9は同じ有効牌のブロックに属することがわかる。ピンズの4 6、ソーズの7についても同様である。

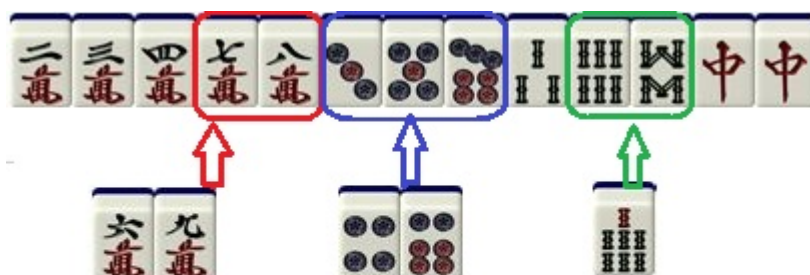


図 3.1: 有効牌のブロック

3.2.2 ブロック同士が独立

1つの有効牌のブロックによって、シャンテン数が1さがるような平均消費巡目は、そのブロックの有効牌を一回のツモでツモる確率を p とすると、

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \sum kp(1-p)^{(k-1)} = \frac{1}{p} \quad (3.1)$$

と表される。これを複数のブロックで考えたとき、

【この計算手法についてはもう少し書きます】

3.3 想定されるメリット

この節では、以上に提案した手法を関連研究の事例を交えて、優位性があると期待される部分について述べる。まず最初に本手法と同じく与えられた牌姿に対して途中局面の静的指数を評価することで妥当である牌姿を選択するアルゴリズムを挙げる。これらは、モンテカルロ法などのシミュレーションをプレイアウトまで行わないものである。また、関連研究としては本手法と同じく期待和了巡目と近い考え方を用いた例を述べる。しかし、この例では期待和了巡目の算出にモンテカルロ法によるシミュレーションを使っており、静的な評価方法ではない。また、期待和了巡目の算出方法も、ツモったあとに切らないという考え方をを使っており、正確な評価ではない点がある。

3.3.1 シャンテン数を下げるアルゴリズムとの比較

麻雀において、特定の和了までに必要な牌の数がシャンテン数であるため、与えられた牌姿においてのシャンテン数を把握することは和了のしやすさを評価することにつながる。こ

れは最も基本的な方法であるため、あらゆる麻雀 AI の研究で基礎として行われている。三木ら??は、UCT アルゴリズムの評価を行う際に、グリーディングプレイヤーとして、シャンテン数を下げるように打つプレイヤーを用いている。このグリーディングプレイヤーでは、与えられた牌姿の中で打つことのできる全ての牌に対して、打った後のシャンテン数を調べる。その後、元の牌姿とそれらのシャンテン数をそれぞれ比較し、シャンテン数が小さくなるような手を選択するアルゴリズムである。シャンテン数が同じように小さくなる手が複数あった場合には、ランダムでその中から選んだものを選択するようになっている。

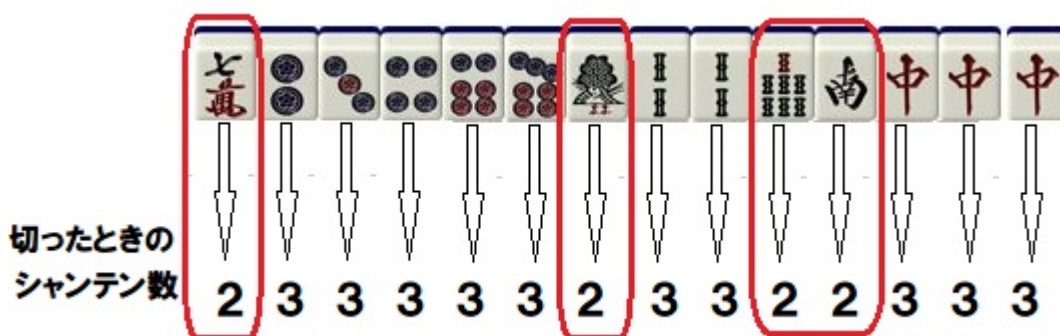


図 3.2: シャンテン数下げるように打つアルゴリズム

この手法の問題点は、シャンテン数を下げる牌の中が複数あるときにランダムで打牌を選択しているところにある。一般にある牌姿からシャンテン数を下げる牌は複数あることがほとんどであり、ここでランダムな要素を入れてしまうと、その中での優劣を比較できない。シャンテン数を下げる牌の中でも牌の優劣を決めるための方法として、有効牌の数を比較する手法があげられる。これについて次節で解説する。

3.3.2 有効牌の数を数えるアルゴリズムとの比較

有効牌とは、シャンテン数を下げる牌のことである。具体例を図??に示す。

この牌姿では、マンズの7、ソーズの1、7、字牌の南のどれを切ってもシャンテン数は下がるが、有効牌の数は異なる。有効牌の数を比較すると、それぞれ39、51、39、55となっていて、55である字牌の南を切ることになる。このアルゴリズムは、佐藤ら[7]の研究で詳しく行われている。この方法の問題点は、同じ有効牌の数であっても、ブロックの構成要素の違いを理由に和了率が異なるという点が挙げられる。また、佐藤らの研究では、目先の有効牌だけを比較するのではなく、再帰的に次の展開の有効牌も比較しているが、最終的には末端の有効牌を比較しているためそれまでの関連性が排除されている。したがって和了にたどり着くまでのシャンテン数が大きければ大きいほど実際の和了率を上げる選択とかけ離れる問題がある。




- 牌をランダムでツモリ、最小回数で和了になる牌を選択する
 - 例えば以下の牌姿
- 
- 2mを切ると
- 
- ランダムにツモる(切らない)
- 
- この場合7回のツモで和了
 - これを何度も行い平均を出す

図 3.4: 麻雀を打つ機械の牌効率アルゴリズム

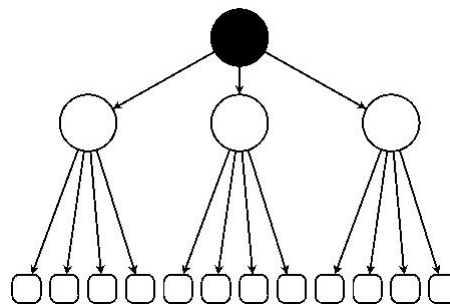


図 3.5: モンテカルロ木探索

第4章 設計と実装

4.1 1人麻雀の実装

提案手法で提示した、期待和了平均順目の評価によるモンテカルロ木探索を評価するために、1人麻雀プレイヤーを実装した。1人麻雀プレイヤーとは、相手プレイヤーを考えない多人数性を排除した麻雀のことである。ルールについては次の節で詳しく説明している。本研究で実装した1人麻雀プレイヤーのフローチャート図を図4.1に示す。

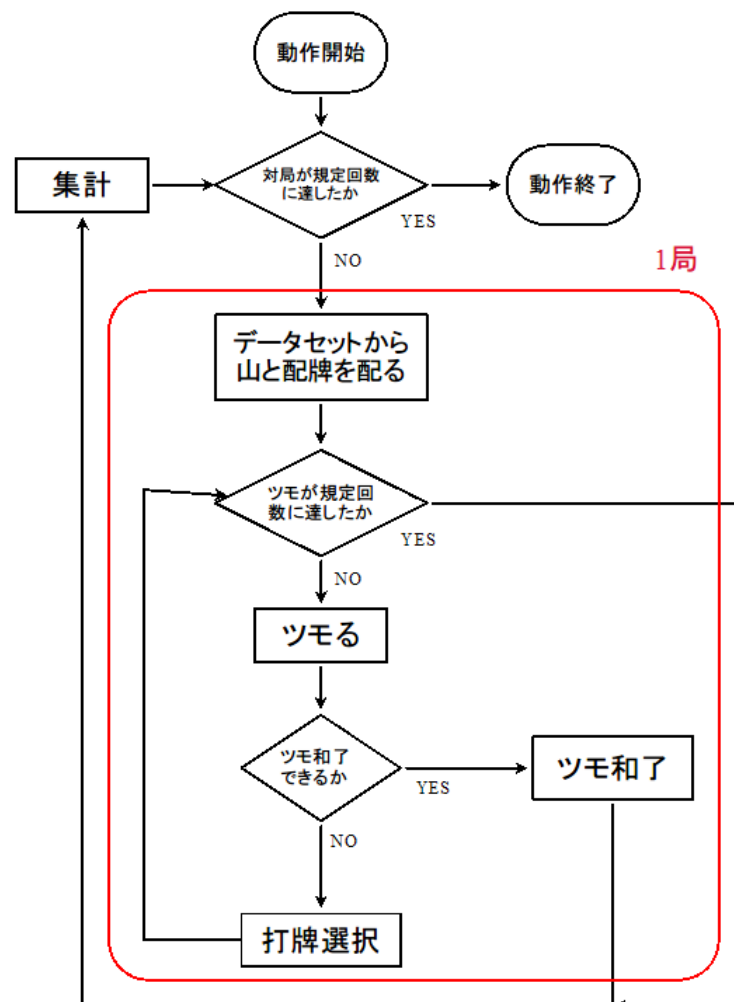


図 4.1: 1人麻雀のフローチャート

まず、1人麻雀プレイヤーにおいて開局から、終局まで行う対局のループを定義する。開

局時には、山と配牌を設置する。その後山から一つ牌をツモリ、一つ捨てる動作を繰り返す。終了条件を満たした時点で終局となり、その局の成績を集計する。このループを1人麻雀プレイヤーにおける1対局と定義する。この対局のループを十分な回数行い、和了率を測定する。

4.1.1 1人麻雀のルール

通常の4人麻雀では、多人数製の問題があるため、分岐や考慮すべき問題が多い難しさがある。この難しさを解消するために、相手を考慮しない1人麻雀を考える。この1人麻雀のルールは、相手プレイヤーを考えないため、点数を支払う事による放銃や被ツモ失点などを考えない。また、相手プレイヤーによる捨て牌が存在しないので、鳴きや栄和を考えない。リーチについても、和了率の観点では不要なため、考えない。門前でツモを繰り返し行うだけのシンプルなシステムである。

表 4.1: 本研究の1人麻雀プレイヤーのルール

アクション	4人麻雀	1人麻雀
和了	ツモ和了、ロン和了どちらも可	ツモ和了のみ
点数	失点や和了の点数を考慮する	点数は考えない
リーチ	可能	なし
鳴き	チー、ポン、カンが可能	なし
終局	誰かが和了するか、ツモ山70枚がなくなるまで (136-14-13*4)	和了するか、27回ツモるか

また1人麻雀の成績の評価においてはその点数の推移よりも、和了率自体が重要だと考えられている。したがって、点数という複雑なパラメータを省いた和了率に注目したルールとなっている。その理由としては、以下のような理由が述べられる。

4人麻雀では平均順位の低いプレイヤーほど、平均和了点低く、和了率が高いことというデータが存在する。[5]。したがって強いプレイヤーは点数よりも和了率を重視して打っていることがわかる。上手いプレイヤーは手役を無理に狙わないため、平均和了点が低くなると考えられる。また麻雀の点数の特性上、満貫までの点数は指数関数的にその得点が増えていくが、満貫以上の場合は線形に近くなる。したがって、難易度に対して望める点数が割に合わない高い和了を狙うより、比較的低い点数で多く和了することが効率が良い。また、失点の観点からも、4人麻雀では自分が放銃をしない場合も他プレイヤーの和了によって被ツモ失点を被ることがある。これに対しても、和了すれば他プレイヤーが和了することができないため、相手の和了を防ぐという意味でも和了率の高さは重要である。

4.1.2 終了条件

図 4.1 に示した 1 局の終了条件は、ツモが規定回数に達するか、和了したかのいずれかとしている。4 人麻雀においても、いずれかのプレイヤーが和了しない場合において、ツモの回数が規定回数（厳密には山がなくなるまでだが）に達した場合は終了となる。したがって、1 人麻雀においても、和了が発生しない場合においても対局が終了するような条件を入れた。また、通常の 4 人麻雀ではツモの回数は、流局した場合平均的に 18 回である。しかし 1 人麻雀を評価として利用している関連研究の多く [7][6] が、1 人麻雀のツモの規定回数を 27 回としているため、本研究でもツモの回数を 27 回とした。また、対局数に関しては、5000 局のものと 100 局のものとで分けた。詳しくは次章の評価で述べるが、AI アルゴリズム同士では十分な回数行い、人間プレイヤーも評価に加える際は実現が可能な 100 局という対局数を用いた。

4.1.3 データセット

1 人麻雀で AI や人間が対局を行うとき、山や配牌は毎回ランダムに生成するわけではなく、予め用意したデータセットを扱う。1 人麻雀の一局において扱う牌の数は、初期配牌 13 牌と山 27 牌の合計 40 牌である。この 40 牌を、予め麻雀の対局で使用可能な 136 牌の中から、ランダムに抽出し並べておく。このセットを対局数分用意したものがデータセットである。このように同じデータセットで十分な回数それぞれの手法で 1 人麻雀を打つことで、手法ごとの和了率の優劣が精密に比較可能である。

4.2 4 人麻雀の自動打ちシステムの実装

本研究の提案手法のアルゴリズムが 4 人麻雀でも有用かどうかを調べるために、4 人麻雀で実際に対戦するための自動打ちシステムを実装した。言語は C# を用い、ビルド環境は Visual Studio 2015 Community を用いた。このシステムを動かす場所として、オンライン麻雀サイト「天鳳」を選んだ。実装した自動打ちシステムの大きな流れを図 4.2 に示す。

SYSTEM

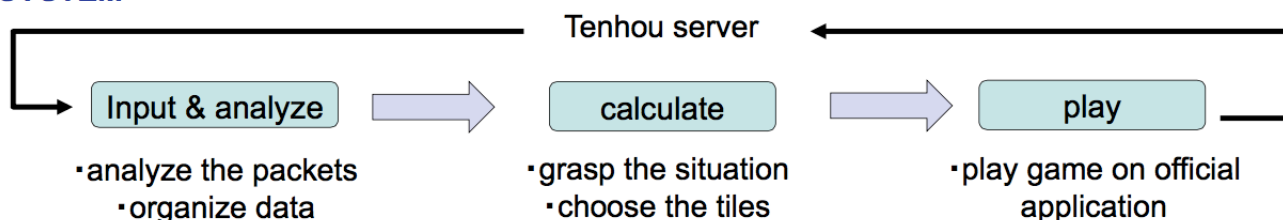


図 4.2: 天鳳上で自動打ちするためのシステムの設計図

まず、天鳳サーバーから受け取った情報を送られてくるパケットとして読み取る。次に、受け取った情報を整理・計算し選択する打牌を決定する。最後に、決定した打牌を公式アプリ

リケーションを通じて天鳳サーバーにまた送るといった流れである。次の節以降その詳細について解説する。

4.2.1 オンライン麻雀サイト天鳳

天鳳は、現在インターネット上で麻雀を打つことができるサイトの中で最も利用者が多いサイトであり、登録者は390万人を超える大型のサイトである。また、アクティブユーザー(180日以内の対戦履歴があるプレーヤ数)は27万人を超え、現在最も活気のあるインターネット上の麻雀フィールドである。天鳳では麻雀研究に対する支援が充実しているという面も大きい。最高ランク者のみが打つことのできる鳳凰卓というクラスの試合データ(以下牌譜)を全て公開しており、より良質な強者の牌譜を取得することができる。これらの牌譜は一日に約500試合ほど手に入り、量ともに十分利用できる。これについては、筆者も強者の統計的な手順について研究する際によく利用させていただいた。また、天鳳ではAIで麻雀を打つことを一定の条件下で許可している点も大きい。鳳凰卓については人間同士の生粋の強者のフィールドというコンセプトがあるため許可されていないが、その下の特上卓以下では条件を揃えることで対戦することが可能である。一番下の一般卓については、最も低ランクなため対戦人数も多いため、AIによる影響が少ないと考えられている。そのためある程度対戦が可能なAIであれば、他プレイヤーの迷惑にならないような範囲での利用が許可されている。また、一般卓と鳳凰卓の間の上級卓・特上卓では、AIを用いて他のプレイヤーの不正検出に協力するという条件を元にAIの稼働を許可されている。AIを稼働させることによる他プレイヤーのメリットを提供することで、反対するものが少なくなるからである。本研究のシステムは、一般卓で稼働させた。

表 4.2: ランク別リスト・AI稼働条件

卓	一般卓	上級卓	特上卓	鳳凰卓
レベル	下位約 80%	上位約 20%	上位約 10%	上位約 1%
AI稼働条件	マナー厳守	不正検出に協力	不正検出に協力	不可

4.2.2 入力

天鳳サーバーから送られてくる情報を読み取るためには、プレイするための公式アプリケーションを扱う必要がある。天鳳では未だにAIを動かすための公式APIが公開されていないので、公式アプリケーションでプレイした情報を画像認識して解析するか、送られてくるパケットを解析する必要がある。本研究では、kmo2氏が公開している天鳳パケット解析用オープンソース[1]を利用し、パケット解析を利用することで情報の入力を行った。

4.2.3 計算

- ・天鳳からの情報をどういうふうな構造体で保存しているかどうかとか。

また、シャンテン数の計算方法については、バックトラック法を用いた。バックトラック法とは、8クイーン問題の解決法で良くあげられるように、難しい組み合わせの問題を効率よく解くために考案された方法である。麻雀においては、シャンテン数を求めることはすなわち決められた牌姿を要素ごとの組み合わせに分解することであり、バックトラック法が有用である。雀頭・メンツ・ターツの組み合わせを最もシャンテン数を下げる形で分解することが必要になる。麻雀の和了形においては、雀頭が一つであるため、まずは雀頭として考えられる要素を取り出す。次に、メンツとして考えられる要素を取り出し、最後にターツを取り出す。メンツはターツからシャンテン数を一つ下げた形であるため、メンツで取り出せる部分がある場合はそちらを優先して行う。このようにして各要素の優先順位を付けながら考えられる組み合わせを抽出したとき、最もシャンテン数が小さいものがその牌姿のシャンテン数である。

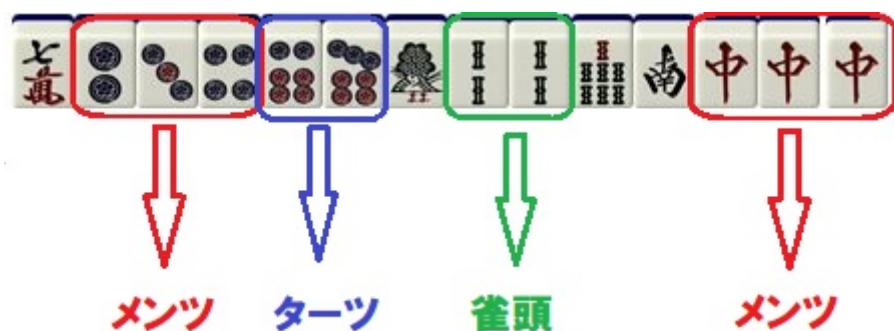


図 4.3: シャンテン数を求めるバックトラック法

4.3 出力

計算過程によって決定した牌を、天鳳サーバーに送信するためにも、プレイ用の公式アプリケーションを用いる。公式アプリケーションを介さないで直接データを送ることは、少しでも不正なプレイにならないようにするために必要なことである。公式アプリケーションで打牌を行うためには、決定した打牌を GUI で操作して選択する必要がある。したがって、出力過程では選択した牌をクリックできるよう、マウスイベントを呼ぶプログラム実装した。天鳳において公式アプリケーションで自動理牌を行うと、マンズ、ピンズ、ソーズ、字牌の

順番になる。そのため、手牌の情報から切りたい牌が手牌の左から何番目にあるかを計算することができる。これを利用して、予め手牌の左端の座標を記憶し、そこから切りたい牌がどれだけ右側にあるかを計算させて、擬似的に切りたい牌を切るように設計した。

第5章 評価

5.1 1人麻雀における成績の評価

提案手法で提示した、期待和了順目の評価による打牌選択のアルゴリズムを1人麻雀に適用し、性能を評価した。図5.1に示すのは、同じ5000局のテストデータを与え、対局を行うごとに和了率を測定し更新していったときのグラフである。また、天鳳において実力が上位0.1%に当たる上級者（本論文執筆者）と、天鳳において全体の50%に当たる平均プレイヤーを一人ずつ用意し、100局のテストデータで同じく和了率を比較した。5.1 この場合も同じテストデータで100局他のアルゴリズムによる和了率も測定している。図に示す「シャンテン数」のアルゴリズムとは、シャンテン数が最も少なくなるような牌を選択して打牌するアルゴリズムで、そのような牌が複数存在する場合はその中から切る。「有効牌」のアルゴリズムは、「シャンテン数」のアルゴリズムの中で、複数の牌が存在するときにその有効牌の枚数を比較して多いものを切るアルゴリズムである。最後に、「期待和了巡目」とあるアルゴリズムは、本研究で提案した、期待和了巡目の最も小さいものを選択するアルゴリズムである。

表 5.1: 100局のデータセットでの和了率

手法	あがった局数 (%)
上級者	53
期待和了巡目	44
有効牌	41
平均プレイヤ	36
シャンテン数	32

1人麻雀を5000局打たせたことによる和了率の比較では、「シャンテン数」<「有効牌」<「期待和了巡目」という結果となった。これは統計的に優位な水準での優劣である。結果については期待通りで、シャンテン数を下げるだけのアルゴリズムに対し、それをさらに有効牌の数を比べるアルゴリズムでは和了率が上昇した。また、本研究で提案した「期待和了巡目」のアルゴリズムでは、さらに有効牌の中でもより和了までの到達度を正確に計算することで和了率が上がることが確認された。1人麻雀による対局では、多人数性が存在しないため、本手法がうまく適用できると考えられる。また、上級者と平均実力者の人間プレイヤーを加えた100局の対局では、期待和了巡目のアルゴリズムの和了率は平均プレイ

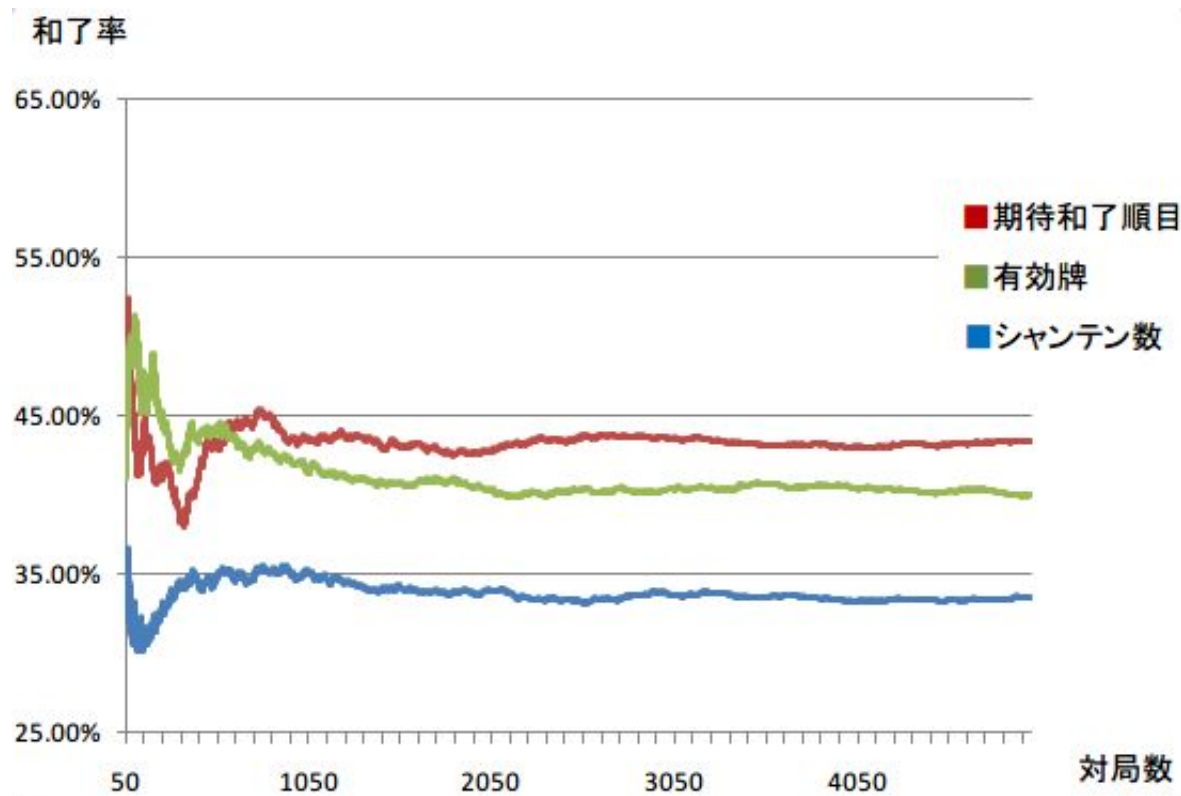


図 5.1: 1 人麻雀の和了率遷移

ヤーより優り、上級者に劣る結果となった。これは、上級者の場合はシャンテン数が瞬間的にあえて最小でないような打牌をして結果的に和了率がもっとも高くなる場合が存在するからであると考えられる。期待和了巡目はシャンテン数が最小になる牌の中から打牌を選択しているため、このような選択が行えない。

5.2 4 人麻雀における成績の評価

本研究では 1 人麻雀における和了率の上昇を目指すため、静的指数である期待和了巡目を利用し、打牌を決定するアルゴリズムを提案した。これを第 4 章で設計した実装を元に、オンライン麻雀天鳳で打たせ、その成績を集計した。対戦した場所は天鳳の一般卓で、ルールは喰いアリ赤アリの東風戦、持ち時間は 3 秒である。2016 年 11 月から 2017 年 1 月までの期間対戦を行い、試合数は 2231 戦となった。同じように、関連研究では 1 人麻雀のアルゴリズムを 4 人麻雀に適用し、実際の対人戦でその成績を評価している例が存在する。この節では、それらの研究の成績と本手法の比較を行い、その優位性を評価した。

評価として、和了率、放銃率、レーティングを比較した。

5.2.1 和了率

4人麻雀で実装した自動打ちシステムを対戦させた結果の、和了率の遷移を図5.2に示す。50戦以下の対局では母数が少ないために和了率の偏差が大きいため、図は50戦以上の対局からの和了率を掲載した。和了率は300戦までは偏差が大きかったが、500戦を超えると徐々に収束していき、2231戦後の最終和了率は21.290%となった。

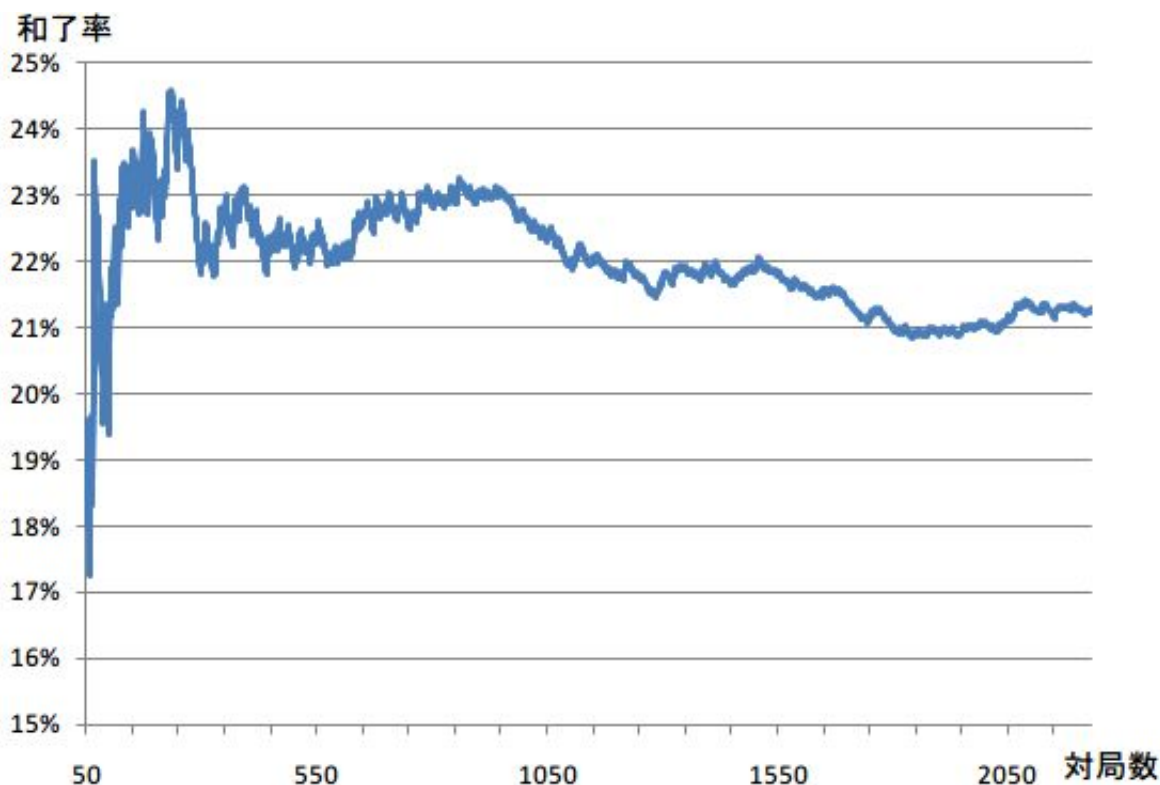


図 5.2: 和了率遷移

また、関連研究と比べた結果の表5.2に示す。佐藤らは有効牌を数え上げることによって打牌を選択するアルゴリズムを使用したが、その中で再帰の深さを変えたりヒューリスティックを加えたり複数の手法においてのデータを取っている。ただしそれらによる差は統計的に優位なほど大きな差ではなかったため、今回はそれらの中で最も基本的である再帰の深さ1のものと比較した。また、表にある平均プレイヤーとは、天鳳において平均レートが1500付近である初段のプレイヤーとした。そのデータは天鳳のランキングページに公開されているものを引用した。

和了率を比較すると、本手法は佐藤らの研究をわずかに上回る結果となった。佐藤らの研究では有効牌の数え上げによって打牌を選択しているが、本手法では平均和了巡目をを用いることでより先の展開を考慮した打牌の選択が可能になっていると考えられる。これは事前に期待されていたとおりであった。しかし、大きな差が生まれたというわけではなく、平均プレイヤーを優位に超えることはできなかった。これは、平均プレイヤーは鳴きによる和了も含まれているためであると考えられる。その理由に、1人麻雀による和了率（鳴きを含まな

表 5.2: 4 人麻雀においての和了率の比較

プレイヤー	本研究	佐藤らの研究	水上らの研究	平均プレイヤー
対局数	2231	2526	504	-
和了率 (%)	21.3	20.1	18.8	21.9

い) は平均プレイヤーを超えていることがあげられる。ただし、4 人麻雀でこれ以上の和了率を挙げるためには、やはり鳴きについての和了を加えないと難しいこともわかる。

5.2.2 放銃率

次に、和了率の遷移を図 5.2 に示す。50 戦以下の対局では母数が少ないために放銃率の偏差が大きいため、図は 50 戦以上の対局からの宝珠率を掲載した。放銃率は 500 戦までは下降を続けたが、1000 戦を超えると徐々に収束していき、2231 戦後の最終放銃率は 18.377% となった。

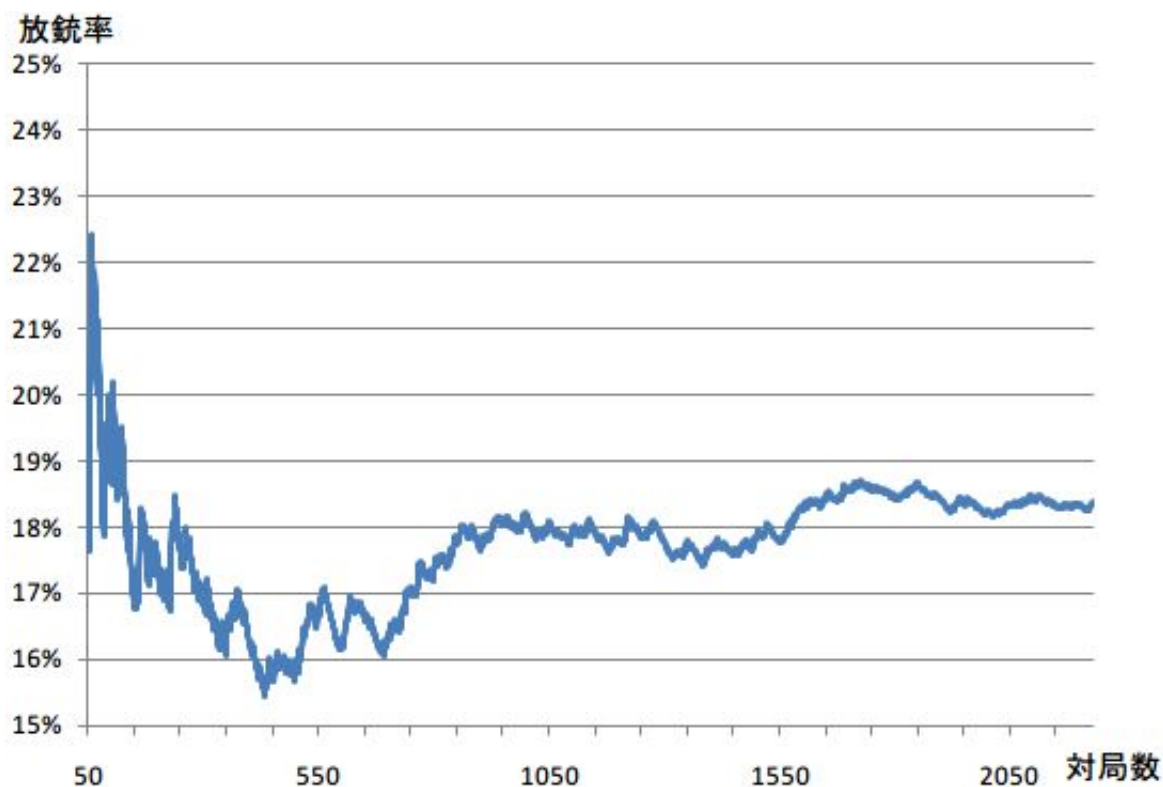


図 5.3: 放銃率遷移

また、関連研究と比べた結果を表 5.3 に示す。放銃率においてはどの研究にも大きな差は見られなかった。これらの研究では、4 人麻雀におけるオリの戦略を加えていないからであると考えられる。平均プレイヤーはオリを行っているため、放銃率が低い。4 人麻雀におい

ては放銃率による失点は成績を悪くするため、重要な指標であるが、これらはオリの戦略を実装することで改善する必要があると考えられる。

表 5.3: 4 人麻雀においての放銃率の比較

プレイヤー	本研究	佐藤らの研究	水上らの研究	平均プレイヤー
対局数	2231	2526	504	-
放銃率 (%)	18.4	18.9	19.0	16.4

5.2.3 レーティング

レーティングとは、特定のプレイヤーが他のプレイヤーと比較してどの程度成績が良いかを図る評価の仕方の一つである。レーティングは、平均順位と負の相関を持ち、式 5.1 で計算される。ゲームを行ったときの卓の平均のレーティングを R_{ave} とし、ゲームの結果の順位を $Rank$ 、ゲームを行う前のレーティングを R とした時、そのゲームによって更新されるレーティングが R' である。初期の時点でのレーティング (R) は 1 5 0 0 である。

$$R' = R + (50 - Rank \times 20 + \frac{R_{ave} - R}{40}) \times 0.2 \quad (5.1)$$

4 人麻雀で実装した自動打ちシステムを対戦させた結果の、レーティングの遷移を図 5.4 に示す。5 0 戦以下の対局では母数が少ないためにレーティングの偏差が大きいため、図は 5 0 戦以上の対局からのレーティングを掲載した。レーティングは 5 0 0 戦までは偏差が大きかったが、1 0 0 0 戦を超えると徐々に収束していき、2 2 3 1 戦後の最終放銃率は 1 3 8 2 となった。

また、関連研究と比べた結果を表 5.4 に示す。レーティングは佐藤らの研究をわずかに上回るという結果になった。しかし大きな有意差は見られず、平均プレイヤーにも及ばなかった。これは和了率の観点では本研究が優位なものの、四人麻雀では多人数性の理由によりほかの影響が多いことが考えられる。理由としては、1 人麻雀では和了率が本研究の方が高いものの、放銃率では平均プレイヤーが低く出ているため、オりの影響が大きいと思われるからである。

表 5.4: 4 人麻雀においてのレーティングの比較

プレイヤー	本研究	佐藤らの研究	平均プレイヤー
対局数	2231	2526	-
レート	1382	1339	1558

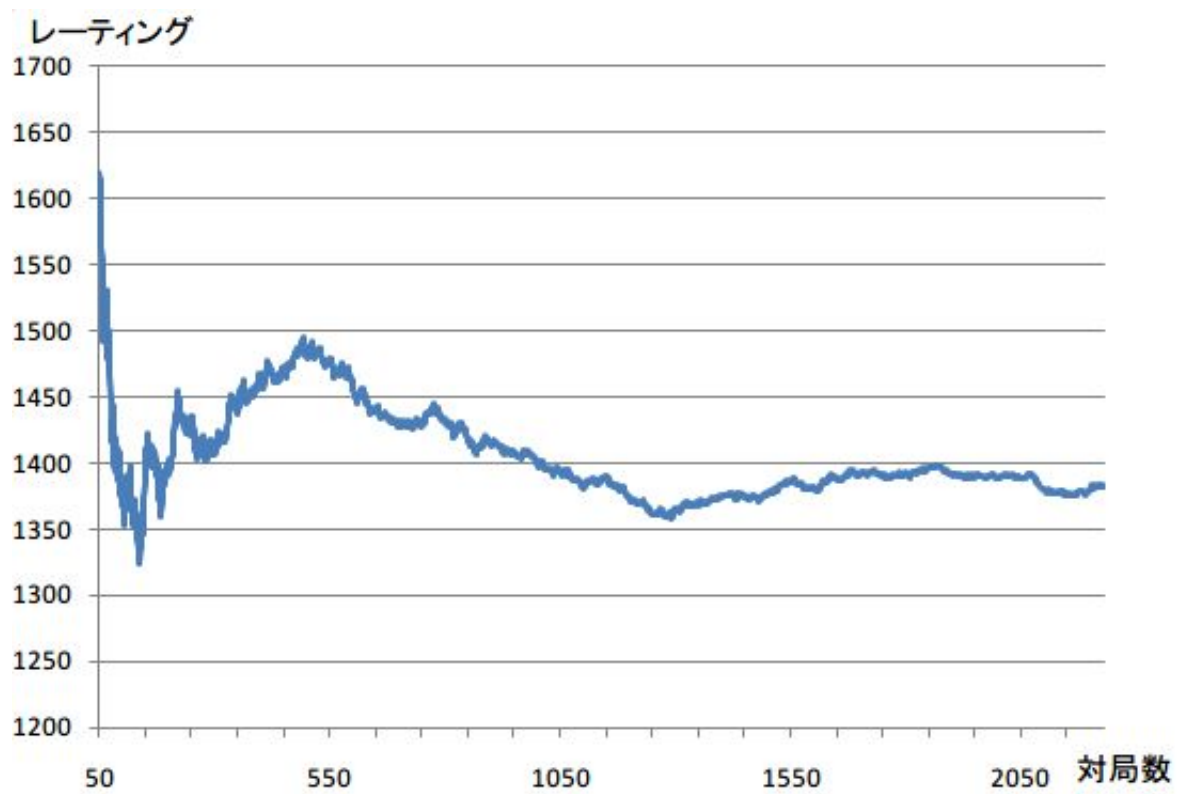


図 5.4: レーティング遷移

第6章 結論

6.1 本研究のまとめ

本研究では、各牌姿における期待和了巡目という途中局面の静的指数を評価することで、適切な打牌を選択するアルゴリズムを提案した。評価として、1人麻雀における和了率、4人麻雀における和了率・放銃率・レーティングを比較した。本研究の提案手法では、1人麻雀の和了率が「シャンテン数を下げるように打つアルゴリズム」と「有効牌が多くなるように打つアルゴリズム」と比較して高いということが示された。また、平均プレイヤーよりも高い和了率であることが確認された。一方4人麻雀では、本研究の期待和了巡目を扱ったアルゴリズムが有効牌を扱ったアルゴリズムより和了率とレーティングがわずかに高いことが示された。しかし、大きな有意差は無く、どちらも平均プレイヤーに及ばなかった。

6.2 本研究の結論

1人麻雀における和了率の結果から、本研究の期待和了巡目を扱った打牌選択のアルゴリズムは面前の打牌選択において有用であることがわかった。麻雀において和了率が高いことは成績において重要であるため、その観点から麻雀の成績を上げることに利用できる可能性が高いということがわかった。しかし、4人麻雀においての和了率やレーティングの結果から、多人数性が存在する鳴きやオリの観点の考慮を行わないとこれ以上の成績向上が難しいことも確認できた。

6.3 今後の課題と展望

今回の検証で、1人麻雀の和了率において期待和了巡目を扱った方法はある程度の有用性を示すことが出来たが、上級者には及んでいない。この原因としては、期待平均和了順目を用いる方法では、ツモを無限試行回数行える場合の平均順目を最小にするように考えていることである。実際の1人麻雀では、ツモ回数が限られている。したがって、今後の課題としては、残りのツモ回数を考慮した期待和了巡目を考えることが必要になる。また、上級者と本研究の手法の違いには、変化を考慮するかしないかという点があげられる。上級者はシャンテン数が小さくなる選択肢があったとしても、敢えて長期的な目線でシャンテン数を増やさない選択を行う事がある。本研究においての期待和了順目はこのような変化を考慮していないが、これを考慮することでより高い和了率を出すことができる可能性があると考えられる。

参考文献

- [1] kmo2, マッタリプログラミング日誌,<http://kmo2.cocolog-nifty.com/prog/>.
- [2] nmizu, モンテカルロ法を用いた牌効率, コンピュータで鳳凰卓を目指す part4,<http://www.nicovideo.jp/watch/sm25236127>(2014).
- [3] Risk, n. a. and szafon, d.: Using counterfactual regret minimization to create competitive multiplayer poker agents, proceedings of the 9th international conference on autonomous agents and multiagent systems: volume 1-volume 1, international foundation for autonomous agents and multiagent systems, pp. 159166 (2010).
- [4] 古居敬大:相手の抽象化による多人数ポーカーの戦略の決定, 修士論文, 東京大学 (2013).
- [5] とつげき東北. おしえて!科学する麻雀, 2009.
- [6] 水上 直紀ほか. 降りるべき局面の認識による 1 人麻雀プレイヤの 4 人麻雀への適用. 第 18 回ゲームプログラミングワークショップ (GPW2013) , Vol. 31, No. 3, pp. 1–7, 2013.
- [7] 保木 邦仁佐藤 諒. 有効牌を数えて牌効率をあげる面前全ツッパ麻雀 ai の性能評価. 研究報告ゲーム情報学.